

基于网格细胞到位置细胞转换的位置估计模型

周 阳* 吴德伟

(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

摘 要: 为实现运行体智能自主定位, 该文提出一种基于网格细胞到位置细胞转换的位置估计模型。结合网格细胞和位置细胞的放电机理以及它们之间的信息转换关系, 将位置估计模型分为空间环境学习与记忆、运动状态感知和位置估计 3 部分, 给出了各个部分实现原理和具体操作步骤, 最后利用提出的模型对运行体定位问题进行了仿真实验。结果表明, 所提模型能实现运行体自主定位, 且定位性能可通过改变模型中网格细胞和位置细胞参数进行调整。

关键词: 仿生导航; 位置估计; 网格细胞; 位置细胞; 径向基函数神经网络

中图分类号: TN96; Q811

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)09-2272-05

DOI: 10.11999/JEIT161284

Location Estimation Model Based on the Transformation from Grid Cells to Place Cells

ZHOU Yang WU Dewei

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: To achieve intelligent and autonomous positioning for the vehicle, this paper presents a location estimation model based on the transformation from grid cells to place cells. Combining with the firing characteristic of the grid cells, place cells, and the information transformation between them, this location estimation model is divided into three parts, including the learning and memorizing of spatial environment, the perception of the motion state and the estimation of the spatial location. The principle and the specific steps of each part are discussed. Finally, the proposed model is applied to vehicle's positioning by simulation. Simulation validates that the proposed model is feasible to achieve vehicle's autonomous positioning, and the positioning performance can be adjusted by changing the parameters of grid cells and place cells included in the model.

Key words: Bionic navigation; Location estimation; Grid cells; Place cells; Radial basis function neural network

1 引言

智能自主定位是实现认知导航的核心内容^[1,2]。传统的导航系统, 如: 惯性导航系统、卫星导航系统、视觉导航系统等, 主要通过解算数学方程提供位置信息, 一定程度上限制了定位方式可智能化的发展潜力。目前, 研究者在考虑机器系统的智能化时, 涉及的核心思想就是对自然智能系统的模拟。

就自然智能系统而言, 大脑内具有一种复杂而完美的信息处理机制, 这激发了研究者去研究它的结构和机理。脑神经科学研究表明, 动物大脑内具有特殊空间信息组织方式的细胞相互关联着, 构成了一个可以执行导航计算的神经网络, 用于处理与导航相关的信息, 最终为动物提供导航指引。目前

已发现的与导航行为相关的细胞主要有: 位置细胞(Place Cells, PCs)^[3]、头朝向细胞(Head Direction Cells, HDCs)^[4]、网格细胞(Grid Cells, GCs)^[5]、边界细胞(Border Cells, BCs)^[6]等。这些细胞在动物活动过程中表现出特殊放电机理, 并作为大脑执行导航计算的重要组成来组织特定的空间信息。

受脑神经科学启发, 研究者一直致力于将大脑导航信息处理方式应用于运行体导航中。文献[7]模拟生物海马(Hippocampus)机理, 在目标层和表示层两个层面上构建了认知图, 最终使机器人通过自主决策到达目的地; 文献[8]利用视觉信息与自运动信息激发位置细胞, 构建了仿生导航模型, 并将其应用到机器人导航中; 文献[9]基于连续吸引子神经网络和竞争神经网络构建了头朝向路径整合模型, 并指出该模型可扩展到 2 维位置路径整合中; 文献[10]提出了一种生物启发式的多层目标引导的导航模型, 等等。这些研究成果一定程度上说明了基于脑神经科学实现运行体导航的可行性。当前, 针对

收稿日期: 2016-11-25; 改回日期: 2017-03-17; 网络出版: 2017-05-02

*通信作者: 周阳 ydayl@sina.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61273048, 61603409)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61273048, 61603409)

定位问题，研究者很少将重点放在细胞放电情况与空间信息组织的对应关系上，在模型的讨论中也缺少定位性能的分析。为此，本文在脑神经科学的启发下，以已有的网格细胞和位置细胞模型为基础，结合网格细胞和位置细胞间的信息转换关系来建立位置估计模型，为运行体定位提供一种新的途径。

2 位置细胞和网格细胞介绍

1971 年，O’Keefe 等人^[3]在自由活动的大鼠海马内发现一些神经元的放电活动具有位置选择性，并将其定义为“位置细胞”。位置细胞的放电活动与空间位置存在对应关系，当动物处在某个界定的相对狭小的范围时，对应的位置细胞呈现出最大频率的放电，而在其它位置处该位置细胞很少或没有放电。生物学中，将位置细胞放电时对应的活动范围称为“位置野”(Place Field)或“放电野”(Firing Field)，见图 1，其中线条表示活动轨迹，圆点表示位置细胞在对应位置处放电。2005 年，Hafting 等人^[11]在大脑嗅皮层中发现一些神经元的放电活动具有等边六边形的放电样式，并称这类细胞为“网格细胞”。图 2 给出了单个网格细胞的放电情况，图中环状区域中心处放电率高，边缘处放电率低。网格细胞的放电样式通常由 4 个参数描述：间距(Spacing)、方向(Orientation)、位相(Phase)和放电野大小。基于解剖学和神经生理学研究结果，研究者认为网格细胞是位置细胞的重要信息源，网格细胞可通过信息转换后激发位置细胞放电^[12,13]。



图 1 位置细胞的放电特性^[14]

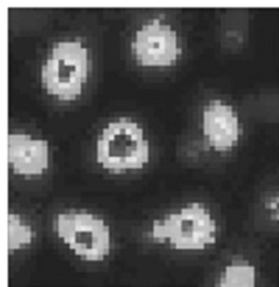


图 2 网格细胞的放电特性^[15]

记忆的空间位置简称为“记忆点”)以及网格细胞和位置细胞的相关参数，并计算记忆点处网格细胞和位置细胞的放电率；其次，学习多尺度网格细胞到位置细胞的转换关系，生成空间记忆信息；然后，感知各头朝向细胞表征方向上的运行速度，采用网格细胞模型计算运行过程中网格细胞的放电率；最后，运行体在运行中，将实时得到的网格细胞放电情况输入到空间记忆中，激发位置细胞放电，并感知当前具有最大放电率的位置细胞，然后根据位置细胞与空间环境对应关系，估计当前所处位置。以上过程的具体实施步骤如下：

步骤 1 待记忆空间环境的设定。本文将待记忆的空间环境设置为矩形形状，且该矩形能够覆盖运行体整个运行环境，如图 4 所示，深灰色区域表示运行体运行环境，边长为 a 和 b 的矩形为设定的待记忆空间环境。

步骤 2 离散化空间环境，选取空间记忆点。沿 x 轴和 y 轴方向以固定间隔取坐标值，依次组合横纵坐标值得到需要记忆的空间位置，即：记忆点。图 4 中全体黑色圆点即为固定间隔下不同横纵坐标值组合后选取的记忆点。

步骤 3 构建多尺度网格细胞，并计算全体网格细胞在记忆点处的放电率。本文采用文献[16]振荡干扰思路构建多尺度网格细胞，并以此计算不同位

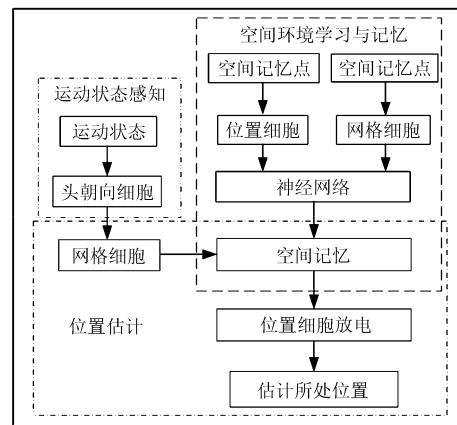


图 3 位置估计模型

3 位置估计模型

考虑到位置细胞的放电野与空间环境存在对应关系，网格细胞放电特性与动物自运动有关，且网格细胞可作为激发位置细胞的输入。基于此，本文提出一种基于网格细胞到位置细胞转换的位置估计模型，该模型包含空间环境学习与记忆、运动状态感知和位置估计 3 部分，如图 3。整个位置估计模型的实现过程为：首先，针对待记忆的空间环境，设定需要记忆的空间位置(后续表述中将这

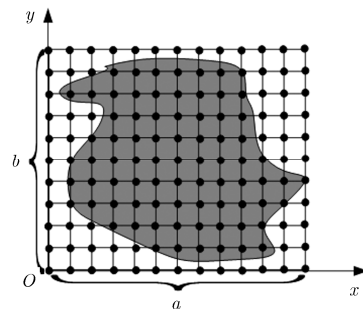


图 4 待记忆空间环境及记忆点示意图

置处各网格细胞的放电率，计算式为

$$R_{GC}^i(\mathbf{r}) = \frac{2}{3} \left\{ \frac{1}{3} \sum_{d=1}^3 \cos \left(\frac{4\pi}{\sqrt{3}A_i} \mathbf{k}_{i,d} (\mathbf{r} - \boldsymbol{\varphi}_i) \right) \right\} + \frac{1}{2} \quad (1)$$

式中， $\mathbf{r} = [x, y]^T$ 为位置坐标； $R_{GC}^i(\mathbf{r})$ 为网格细胞 i 在位置 \mathbf{r} 处的放电率， $i = 1, 2, \dots, N_{GC}$ ， N_{GC} 为网格细胞的总数； $\boldsymbol{\varphi}_i = [x_i, y_i]^T$ 为网格细胞 i 的位相； A_i 为网格细胞 i 的网格间距； $\mathbf{k}_{i,d}$ 为沿着不同头朝向细胞表示方向的投影， $\mathbf{k}_{i,d}$ 设置如式(2)。

$$\mathbf{k}_{i,d} = \left[\cos \left(\omega_i + \frac{2(d-1)}{3} \pi \right), \sin \left(\omega_i + \frac{2(d-1)}{3} \pi \right) \right]^T \quad (2)$$

其中， $d = 1, 2, 3$ ， ω_i 为网格方向。

步骤4 构建表征空间环境的位置细胞，计算位置细胞在记忆点处的放电率。对步骤1中待记忆空间环境沿 x 轴和 y 轴划分为 c 行 d 列个同大小的小区域，选取 $c \times d$ 个位置细胞与之一一对应，并令位置细胞放电野中心与对应小区域的中心一致，然后采用 O'Keefe 等人^[17]提供的位置细胞数学描述方式计算位置细胞在记忆点处的放电率，式子为

$$R_{PC}^i(\mathbf{r}) = \exp \left(- \frac{\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_{i0}\|^2}{\sigma^2} \right) \quad (3)$$

式中， $R_{PC}^i(\mathbf{r})$ 为位置细胞 i 在位置 \mathbf{r} 处的放电率， $i = 1, 2, \dots, N_{PC}$ ， N_{PC} 为位置细胞的总数； $\mathbf{r} = [x, y]^T$ 为位置坐标； $\mathbf{r}_{i0} = [x_{i0}, y_{i0}]^T$ 为位置细胞 i 的放电野中心； σ^2 为位置细胞放电野调整因子。

步骤5 基于径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络学习多尺度网格细胞到位置细胞的转换关系，生成空间记忆。具体学习时，将记忆点处多尺度网格细胞的放电率作为 RBF 神经网络的输入，对应位置处全体位置细胞的放电率作为 RBF 神经网络的期望输出。

步骤6 运动状态的感知及实时运行中网格细胞放电率的计算。首先，建立不同头朝向细胞与空间方向的对应关系；然后，通过自运动信息的感知得到各头朝向细胞表征方向上的运动速度，并将该速度经时间积分后输入到式(1)中，以此得到运行过程中各网格细胞的放电率。

步骤7 运行过程中位置的估计。将实时得到的多尺度网格细胞放电率输入到空间记忆中，激发全体位置细胞的放电，然后分析全体位置细胞的放电情况，并根据步骤4设定的位置细胞空间编码方式，选取具有最大放电率的位置细胞所表征的空间位置作为当前位置的估值，实现位置估计。

接下来将对该模型的实现以及网格细胞和位置细胞选取情况对位置估计性能的影响作仿真分析。

4 结果及分析

4.1 模型的仿真实验

仿真条件设置为：(1)待记忆空间环境大小为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ ，沿 x 轴和 y 轴将该空间环境划分为 10 行 10 列相同大小的 100 个小区域；(2)沿 x 轴和 y 轴方向以间隔为 5 取坐标值，并依次组合后得到记忆点的坐标，共 441 个记忆点；(3)网格细胞总数为 100，网格间距 A 取值区间为 $[30, 60]$ ，方向 ω 的取值区间为 $[0^\circ, 60^\circ]$ 。分别将网格间距和方向按相同间隔取 10 个值，相邻网格间距相差 3 m，相邻方向相差 6° ，根据不同的网格间距和网格方向的组合得到 100 个不同尺度的网格细胞，且全体网格细胞的位相在设定的空间区域中随机分布；(4)位置细胞总数为 100，各位置细胞放电野中心位置与条件(1)中设定的 100 个小区域中心一一对应，全体位置细胞放电野调整因子 σ^2 均为 100；(5)采用 RBF 神经网络进行空间环境学习时，均方误差设置为 0.0001；(6)运行体运行过程中，位置估计采用离散方式进行，各个位置更新周期内，运行速度保持不变，不同周期速度随机变化，且当运行体到达设定区域边界时，按与原方向成镜面反射的方向运行。

4.1.1 空间记忆的生成 图5，图6分别给出了部分网格细胞和部分位置细胞在各记忆点处的放电情况，图中圆形区域中心位置处对应的放电率高，边缘处对应的放电率低。图7给出了相同网格细胞作为已生成空间记忆的输入时所激发的位置细胞放电情况。图8给出了位置细胞放电率估值与期望值间误差的绝对值。仿真结果表明，网格细胞的放电样式呈现出等边六边形的放电结构，位置细胞的放电野对应于界定的区域，表现出类似于生物网格细胞和位置细胞放电特性。同时，将多尺度网格细胞作为空间记忆输入时可激发位置细胞放电，且得到的位置细胞放电率估值与期望值间的误差较小，表明建立的空间记忆方式能完成网格细胞到位置细胞的转换，实现空间环境的学习与记忆。

4.1.2 运行过程中位置估计 设运行体最大运行速度为 40 m/s，位置更新周期为 0.6 s，总位置更新次数为 3000，性能指标为定位误差，即：位置估值和真实值之间的欧式距离。图9给出运行过程位置估计性能。可见，所提模型能实现运行体运行过程中的位置估计，且得到的定位误差较小，定位误差平均值低于 5 m，标准差低于 3 m。

4.2 网格细胞和位置细胞的选取对位置估计性能的影响

图10给出了不同网格细胞数量下的位置估计性能。网格细胞总数分为：5, 10, 20, 50, 100, 150,

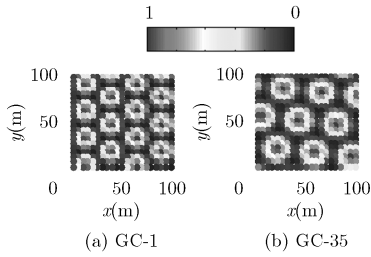


图 5 部分网格细胞的放电情况

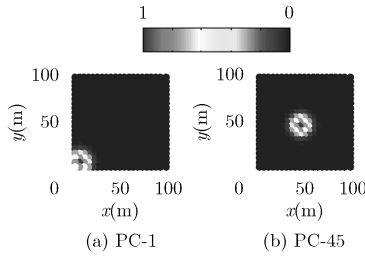


图 6 部分位置细胞的放电情况

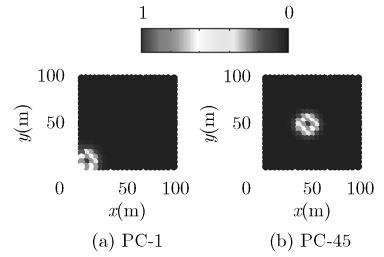


图 7 网格细胞输入空间记忆所激发的位置细胞放电情况

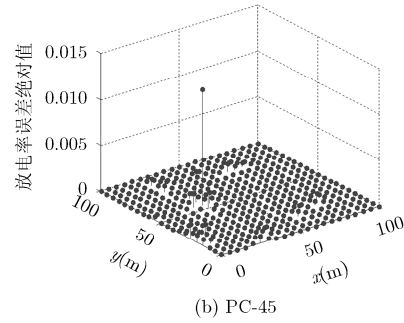
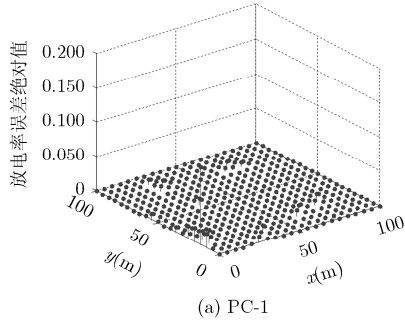
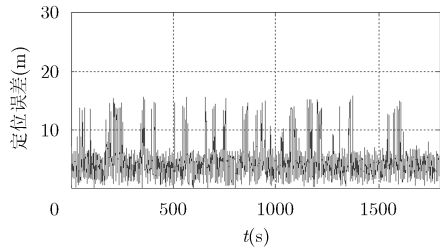
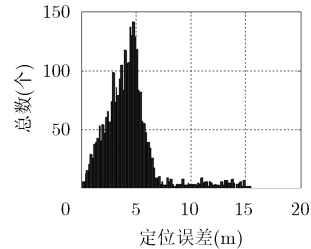


图 8 位置细胞放电率估值与期望值间误差的绝对值



(a)实时定位误差(定位误差平均值为4.5 m, 标准差为2.5 m)



(b)定位误差分布

图 9 运行过程中位置估计性能

200, 250 和 300。生成空间记忆时, 记忆点间隔设置为 7.5 m。运行体最大运行速度为 40 m/s, 位置更新周期为 0.6 s, 总位置更新次数为 3000。各条件下的仿真结果由该条件下 3000 次定位误差的平均值和标准差表示。仿真中其它参数根据 4.1 节中仿真条件设置。仿真结果表明, 网格细胞的数量过多(大于 200)或者过少(小于 10)时, 位置估计误差较大, 而网格细胞数量为 20~100 时, 位置估计误差较小且性能相对稳定。出现以上现象的原因是: 网格细胞数量较少时, 通过网格细胞到位置细胞的转换难以对空间环境进行有效记忆, 而网格细胞数量较多时, 不同位置处网格细胞群体状态的可区分降低, 从而导致位置估计的准确性也相应降低。再者, 考虑到网格细胞数量增加时, RBF 神经网络中的节点数也相应增加, 则整个位置估计过程中网格细胞放电率的计算量、空间记忆生成的计算量以及空间记忆检索的计算量将增加。因此, 本文模型在具体应用中应根据实际条件合理设置网格细胞数量, 如考

虑记忆代价、实时性和定位性能等因素。

图 11 给出了不同位置细胞选取方式下位置估计性能。位置细胞的选取方式分为: 5×5 , 8×8 , 9×9 , 10×10 , 11×11 , 12×12 , 14×14 , 16×16 , 18×18 和 20×20 。网格细胞总数为 100, 仿真中其它参数及仿真结果的表示与不同网格细胞数量下位置估计性能分析中的设置相同。仿真结果表明, 位置细胞分布越密集, 位置估计性能越好, 如: 位置细胞的设定方式密于 14×14 时, 定位误差的平均值低于 5 m, 标准差低于 2 m。出现以上现象的原因是: 位置细胞分布变密时, 相邻位置细胞放电野中心间的距离变短, 也就是说空间环境表征的精度变高, 因此位置估计可达到的准确度也相应增加。

5 结束语

本文提出一种基于网格细胞到位置细胞转换的位置估计模型, 该模型在结合生物网格细胞和位置细胞放电特性的同时, 更加侧重于从运行体导航定

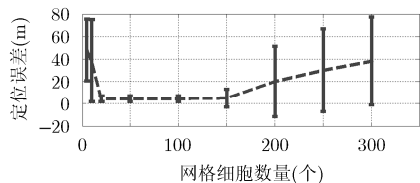


图 10 不同网格细胞数量下位置估计性能

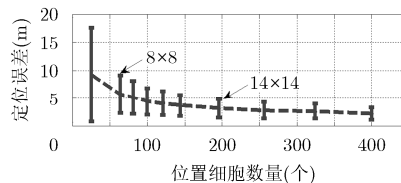


图 11 不同位置细胞选取方式下位置估计性能

位的角度来考虑位置估计模型的构建及实现问题。经验证, 提出的位置估计模型有效, 且模型中网格细胞和位置细胞的选取情况影响位置估计性能。下一步将对位置估计过程中采用不同解决方法得到的位置估计性能进行分析, 如不同网格细胞放电模型以及不同网格细胞到位置细胞转换模型对位置估计性能的影响, 同时, 以此为基础进行导航平台的搭建及实际应用效果的分析。

参考文献

- [1] 李伟龙, 吴德伟, 周阳, 等. 基于生物位置细胞放电机理的空间位置表征方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 2040-2046. doi: 10.11999/JEIT151331.
LI Weilong, WU Dewei, ZHOU Yang, *et al.* A method of spatial place representation based on biological place cells firing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 2040-2046. doi: 10.11999/JEIT151331.
- [2] ZHOU Y, WU D W, DU J, *et al.* A computational model for landmarks acquisition in positioning[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2016, 82(3): 537-553. doi: 10.1007/s10846-015-0276-1.
- [3] O'KEEFE J and DOSLROVSKV J. The hippocampus as a spatial map. preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat[J]. *Brain Research*, 1971, 34(1): 171-175. doi: 10.1016/0006-8993(71)90358-1.
- [4] KEINATH A T. The preferred directions of conjunctive grid x head direction cells in the medial entorhinal cortex are periodically organized[J]. *Plos One*, 2016, 11(3): e0152041. doi: 10.1371/journal.pone.0152041.
- [5] BUSH D, BARRY C, MANSON D, *et al.* Using grid cells for navigation[J]. *Neuron*, 2015, 87(3): 507-520. doi: 10.1016/j.neuron.2015.07.006.
- [6] MCNAUGHTON B L, BATTAGLIA F P, JENSEN O, *et al.* Path integration and the neural basis of the 'cognitive map' [J]. *Neuroscience*, 2006, 7(8): 663-678. doi: 10.1038/nrn1932.
- [7] GAUSSIÉ P, REVEL A, BANQUET J P, *et al.* From view cells and place cells to cognitive map learning: Processing stages of the hippocampal system[J]. *Biological Cybernetics*, 2002, 86(1): 15-28. doi: 10.1007/s004220100269.
- [8] JAUFFRET A, CUPERLIER N, GAUSSIÉ P, *et al.* Multimodal integration of visual place cells and grid cells for navigation tasks of a real robot[J]. *LNAI*, 2012: 136-145. doi: 10.1007/978-3-642-33093-3_14.
- [9] WALTERS D M and STRINGER S M. Path integration of head direction: Updating a packet of neural activity at the correct speed using neuronal time constants[J]. *Plos One*, 2013, 8(3): e58330. doi: 10.1371/journal.pone.0058330.
- [10] ERDEM U M and HASSELMO M E. A biologically inspired hierarchical goal directed navigation model[J]. *Journal of Physiology-Paris*, 2014, 108(1): 28-37. doi: 10.1016/j.jphysparis.2013.07.002.
- [11] HAFTING T, FYHN M, MOLDEN S, *et al.* Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex[J]. *Nature*, 2005, 436(7052): 801-806. doi: 10.1038/nature03721.
- [12] LYTTLE D, LIN K, and FELLOUS J M. Coding, stability, and non-spatial inputs in a modular grid-to-place cell model[J]. *BMC Neuroscience*, 2012, 13(1): 141-142. doi: 10.1186/1471-2202-13-s1-p141.
- [13] JAUFFRET A, CUPERLIER N, and GAUSSIÉ P. From grid cells and visual place cells to multimodal place cell: A new robotic architecture[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2015, 9: 1-20. doi: 10.3389/fnbot.2015.00001.
- [14] MOSER E I, KROPFF E, and MOSER M B. Place cells, grid cells, and the brain's spatial representation system[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 2008, 31(1): 69-89. doi: 10.1146/annurev.neuro.31.061307.090723.
- [15] GIOCOMO L M, MOSER M B, and MOSER E I. Computational models of grid cells[J]. *Neuron*, 2011, 71(4): 589-603. doi: 10.1016/j.neuron.2011.07.023.
- [16] SI B and TREVES A. The role of competitive learning in the generation of DG fields from EC inputs[J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2009, 3(2): 177-187. doi: 10.1007/s11571-009-9079-z.
- [17] O'KEEFE J and BURGESS N. Geometrical determinants of the place fields of hippocampal neurons[J]. *Nature*, 1996, 381(6581): 425-428. doi: 10.1038/381425a0.

周 阳: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为智能与自主导航。

吴德伟: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 从事空天导航理论与技术研究。